

基于改进 RBF 神经网络的氧化塔产品收率模型

潘立登 杨 军

(北京化工大学信息科学与技术学院, 北京 100029)

摘 要: 研究用 RBF 神经网络建立乙醛氧化制醋酸氧化塔收率模型, 并对 RBFN 的训练信息的 值、 值的选取和在线学习等方面作了研究和改进, 与改进前相比, 性能明显提高。现场运行结果表明所建立的模型简单、精度高, 能满足工程要求。

关键词: 氧化塔; 建模; RBF 神经网络; 醋酸; 在线学习

中图分类号: TP 183; TQ 053. 5

引 言

乙醛氧化是制备醋酸的重要方法; 其工艺基于氧化塔温度和氧醛比等间接质量指标进行控制。直接质量指标根据化验室 2 h 一次氧化液和尾气的分析结果, 人工修正氧化塔各部分温度和乙醛量的设定值进行控制。间接质量指标难以准确反映氧化塔生产工况, 直接质量指标又不能实时测量, 建立氧化液成分软仪表在线模拟直接质量指标可解决这一问题。近几年来, 神经网络因其较强的学习能力和逼近任意非线性映射的能力而广泛用于系统建模^[1, 2]。本文从某醋酸生产装置的工艺机理分析入手, 采集大量现场数据, 建立基于改进的径向基函数神经元网络 (RBFN) 的氧化塔收率模型, 对工人的生产操作和进一步优化控制有指导意义。

1 氧化塔的工艺特点

氧化塔是整个生产工艺的核心设备, 操作直接决定生产质量。氧化塔的结构如图 1 所示。整个塔分六段, 原料乙醛和催化剂醋酸锰溶液由塔底进料, 第一至五段氧气进料, 第一至六段冷却水控制反应温度。乙醛在催化剂的作用下, 从下到上依次与一到五段的氧气反应。氧化液及反应产生尾气由塔顶采出。氧化采出液送蒸馏工序蒸出高纯度醋酸, 余液 (主要含催化剂、少量水和杂质) 重新送入塔底。

塔顶采出液的醋酸含量为醋酸收率的直接质量

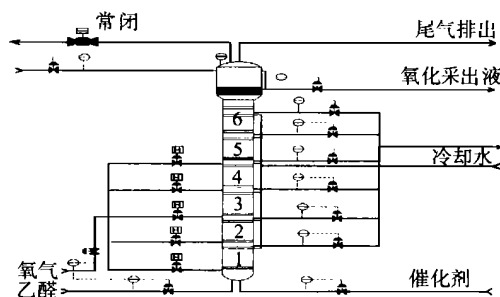


图 1 氧化塔结构

Fig. 1 Structure of oxidation tower

指标, 受乙醛进料、氧醛比 (氧气总量和乙醛进料量的比值)、氧气流量分配、催化剂流量、氧化液采出量和塔顶压力等众多因素影响, 非线性和不确定性强, 给建模带来较大影响。氧气的进料量有一定波动, 在一定氧醛比下决定实际生产负荷。氧气比率过高, 容易引起深度氧化, 增强副反应的速度, 恶化产品质量; 氧气比率过低, 乙醛反应不充分, 浪费成本较高的乙醛原料。

2 模型网络的选取

2.1 RBF 神经网络

RBF (Radial Basis Function) 神经网络在非线性和非线性建模和辨识方面具有收敛快和逼近能力强的优点^[3~5]。它仅在输入空间的局部范围内是非零的, 只有当输入落入输入空间的一个很小的局部范围时, 基函数才产生一个有效的非零响应, 参数调整可采用线性调整技术。RBF 网络的结构如图 2 所示。

图中 RBF 网络由三层实现两层映射: 输入层到隐层是由 X 到 z_j 的非线性映射

收稿日期: 2000-09-30

基金项目: 中国石油天然气总公司资助项目 (990818-01-14)

第一作者: 男, 1938 年生, 教授, 博士生导师

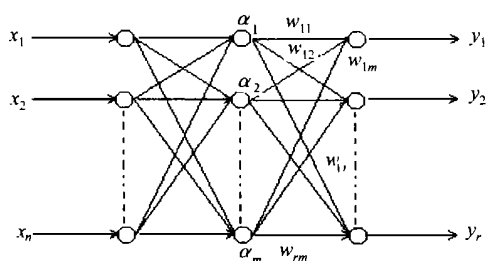


图2 RBF网络结构

Fig.2 RBFN structure

$$X_i = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{\|X - C_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (1)$$

隐层到输出层是由 a_i 到 Y 的线性映射

$$Y = W \vec{a} = \sum_{i=1}^m w_{ji} a_i \quad (j=1, \dots, r) \quad (2)$$

其中 X 为 n 维输入向量 (x_1, x_2, \dots, x_n) , \vec{a} 是 m 维隐层节点的输出 (a_1, a_2, \dots, a_m) , Y 为 r 维的输出向量 (y_1, y_2, \dots, y_r) , α_i 是径向对称基函数; C_i 是第 i 个基函数的中心与 X 同维数的向量; 文中 σ_i 是由 K 均值法得到最优聚类结果; $\|X - C_i\|$ 是向量 $X - C_i$ 的范数; w_{ji} 是第 i 个隐层节点到第 j 个输出的权值。

2.2 模型网络的归一化

各个输入和输出在数量级上存在很大差别, 必须对每一维输入数据做归一化处理。

$$x_i^* = \frac{x_i - x_{i\min}}{x_{i\max} - x_{i\min}} \quad (3)$$

其中 $x_{i\min}$ 为第 i 维输入数据的最小值, $x_{i\max}$ 为第 i 维输入数据的最大值, x_i^* 为归一化后的新值, i 为 $x_{i\max} - x_{i\min}$ 。归一化使各个输入和输出映射到 $0 \sim 1$ 的区间, $x_{i\min}$ 映射为 0 , $x_{i\max}$ 映射为 1 。

2.3 模型网络的训练方法

由 F 检验和 K 均值法找出最理想的隐层节点中心数和位置。模型训练的步骤: (1) 赋予权 w_{ij} ($i=1, 2, 3; j=1, \dots, 20$) 初值 $w_{ij}(0)$; (2) 设网络中心数; (3) 使用 K 均值法确定网络聚类中心 C_i , $i=1, 2, \dots, m$, 并通过 F 检验确定网络的中心数; (4) 最小二乘算法辨识系统模型参数。

3 氧化塔的 RBF 模型

3.1 模型输入的确定和数据整理

氧化液醋酸收率依次决定于各分段的生产状况, 每段都有一定时间滞后 t_1 , 加之存在分析采样滞后 t_2 , 某时间 t 采出液的醋酸质量分数决定于相

应滞后时间之前的各段氧气进料量和各段反应温度以及第一段的乙醛和催化剂进料量。本文取出 $t - t_2, t - t_2 - t_1, t - t_2 - 2t_1, \dots, t - t_2 - 5t_1$ 时间下的第六段、第五段、第四段、...、第一段氧化塔的氧气进料量和各段反应温度以及 $t - t_2 - 5t_1$ 时间下乙醛和催化剂进料量, 与分析数据组成一组模型训练数据。根据物料衡算和工艺分析, t_1 在 $20 \sim 30$ min 之间, t_2 不超过 20 min。本文作了 t_1 从 $20 \sim 30$ min、 t_2 从 $0 \sim 20$ min 共 200 组模型, 当 $t_1 = 27$ min, $t_2 = 10$ min 时模型训练和检验精度最佳, 由此确定每段的时间滞后为 27 min, 分析采样滞后为 10 min。

作各段氧气温度和压力补偿, 对乙醛进料量作温度密度补偿。在网络学习前, 剔除异常的数据, 对每一维输入数据做归一化处理。由于生产比较平稳, 所含系统信息带宽太窄, 尽量多取数据训练模型。

3.2 氧化塔模型的层次结构

各段氧气进料量和各段反应液温度以及第一段的乙醛和催化剂进料量组成的输入层; K 均值法选定的中心点组成的隐层; 输出层为当前时刻的采出液的醋酸含量。

3.3 氧化塔模型的几点改进

在实际应用中, 精度较高, 但外推能力不够。如果生产工况漂移或者生产方案变化, RBF 神经网络难以做出相应变化, 此时模型输出可能落入模型训练时的最低值。

(1) 尽量增大模型训练信息范围

模型训练数据包含的信息越多, 模型适应的范围越大, 模型的适应能力就越强。由于程序和内存的限制, 模型训练数据的组数难以增加太多。适度加大每组数据时间间隔, 扩大训练数据之间的时间跨度, 可以包含尽可能多的工况信息。由于未来工况的不确定性和未知性, 在长时间的运行后, 模型仍然不能有效适应新的工况。

(2) 合理增大模型的 σ 值

模型的 σ 值由 K 均值聚类法找到, 它反映的是训练数据分组后每组数据到中心的分散程度。由式 (1) 可看到, σ 值越小, 数据到中心距离 $\|X - C_i\|$ 不变的情况下, 这组数在这个中心点的输出 a_i 就越小。当 σ 小到一定程度后, 这组数的输出几乎可以忽略, 整个模型的输出在训练数据的最小值附近不动。在实际建模中, 由于生产工况比较稳定, 训练数据中存在大量重复信息, K 均值聚类法使重复信息

分别聚到各自的中心,每个中心处的 σ 值即分散程度相对大大减小。如果工况漂移出训练数据的范围之外,这样的数据离各个中心点的距离相对 σ 来说就很大,模型输出就几乎停滞在训练数据的最小值附近。要克服 K 均值聚类法的这个弱点,必须剔除重复信息以增大 σ 值,训练数据往往有限,重复数据又难以鉴别和剔除,需要人为的增大 σ 值。

(3) 适度增大输入的 σ 值

模型训练中, $x_{i\min}$ 归一化映射为 0; $x_{i\max}$ 归一化映射为 1。工况漂移后,若 $x \ll x_{i\min}$ 或 $x \gg x_{i\max}$, 会有 $(x - c_i) / \sigma^2 \gg 1$, 这时 $\sigma_i \ll 1$ 。适度减小 $x_{i\min}$ 和增大 $x_{i\max}$, 即增大输入的 σ 值后,漂移的生产数据落在 $x_{i\min}$ 和 $x_{i\max}$ 之间的可能性增大,模型适应能力相应增强。

(4) 适度减小输出的 σ 值

减小输出的 σ 值,使模型输出在归一化的范围增大,例如 σ 减少 50%, 归一化结果由 0~1 增大为 -1~1, 输出结果的变化量相对增大一倍,即训练使输出量的作用增大,相对提高了模型的跟踪能力。

(5) 在线模型学习

上述四种方法是在模型训练时提高其适应性,基本信息仍然建立在有限的训练数据上。对一个过程建立模型后,只能在一段时间很好地预报过程输出,系统工况漂移后,模型不可避免地偏离工况。如果工况严重漂移或者生产方案变化,需要重建模型。通常用模型在线校正和在线学习两种办法修正或重建模型。模型在线校正利用少量信息,不改变模型的隐含中心数目,仅调整隐层到输出层的权值。校正使模型权值只适应这些少量的信息,不能反映整个生产工况,因此不提倡模型在线校正。

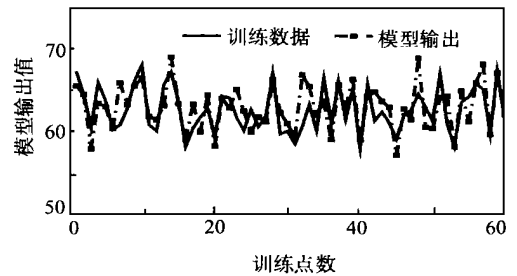
RBF 神经网络的模型训练速度比较快,可以实现在线模型学习。定期在线收集一批新工况下的数据,重新训练模型,模型的隐层中心数、中心位置、权值等参数完全根据最新数据重新生成。每次训练都清除最老的数据,吸收最新的数据,反复叠代,可以使模型紧密跟踪生产工况,有效地解决生产工况漂移的问题。

4 仿真结果及实际运行研究及结论

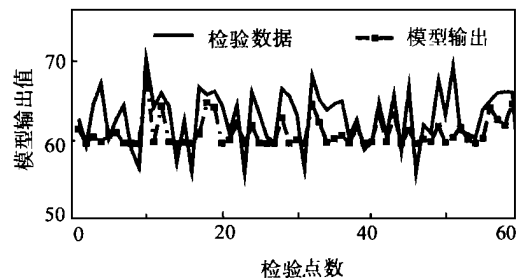
4.1 仿真设计

本文设计一个五输入一输出并有一定噪声的非线性模型用以仿真研究,生成 60 组输入输出数据训练 RBF 模型;另生成 60 组数据作为检验数据,其第

一个输入变量平均值比训练数据的第一个输入变量平均值小 10%,以模拟工况漂移。未经过改进的模型训练检验情况如图 3 所示,经过 1~4 种方法改进的模型训练检验情况如图 4。二者训练相对误差 S 和检验相对误差 S 如表 1 所示。



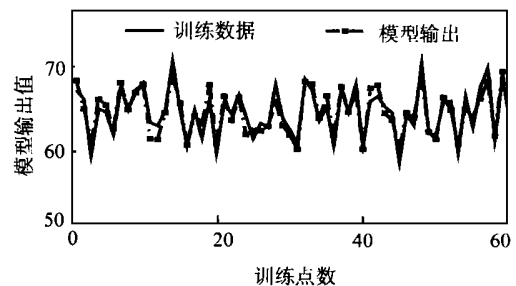
(a)



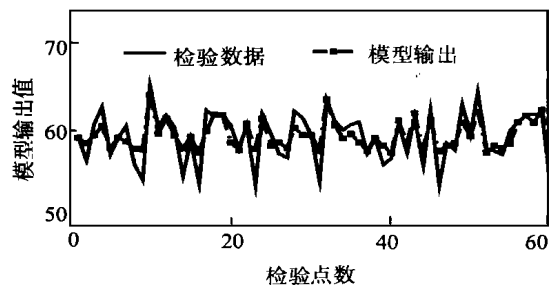
(b)

图 3 改进前模型训练、检验图形

Fig. 3 Training and testing curve of unimproved model



(a)



(b)

图 4 改进后模型训练、检验图形

Fig. 4 Training and testing curve of improved model

表1 模型误差报表

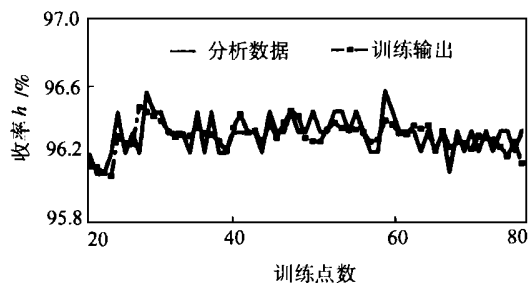
Tabel 1 Model error report

模型	$\bar{S} / \%$	$S_{\max} / \%$	$\bar{S} / \%$	$S_{\max} / \%$
改进前	2.93	11.37	3.59	11.88
改进后	1.39	3.27	2.02	6.85

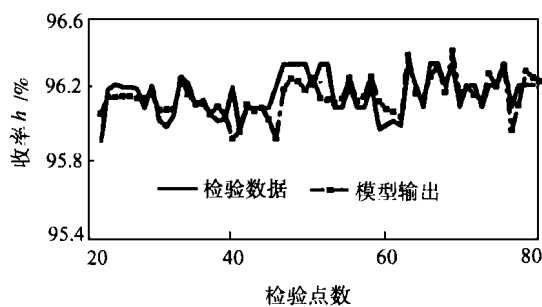
仿真结果表明:未改进的模型外推能力不够,难以有效跟踪模拟漂移后的工况。实施上述改进方法后,不仅提高训练精度,也可以提高检验精度,外推能力和跟踪趋势能力显著提高,方法有效可行。

4.2 实际应用效果

在氧化塔的模型训练过程中,本文采用C语言训练60组数据,训练的速度及精度均令人满意。另取60组数据进一步检验模型,图5训练和检验结果表明模型较好地反映了实际工况,精度和外推性能完全满足需要。



(a)



(b)

图5 醋酸收率模型训练、检验图形

Fig. 5 Training and testing curve of acetic acid model

参 考 文 献

- [1] 王永骥,涂建.神经网络控制.北京:机械工业出版社,1998.68~85
- [2] 潘立登,马俊英,赵国新,等.丙烯腈聚合反应釜的数学模型.见:中国系统工程学会工程系统优化研讨会论文.大连:中国系统工程学会,1995.80~84
- [3] Holcomb T, Morari M. Local training for radial basis function networks: Towards solving the hidden unit problem. American Control Conference, 1993.23~26
- [4] 马俊英,潘立登,赵国新,等.聚合过程质量指标的软测量技术.见:工业自动化应用技术.北京:电子工业出版社,1996
- [5] 武春燕,马俊英,潘立登.小波分析在软测量技术中的应用.信息与控制,1999,28(增刊):417~420

Oxidation tower yield model based on modified RBF neural network

PAN Li-deng YANG Jun

(College of information Science and Technology, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China)

Abstract: The yield model of oxidation tower in aldehyde oxidizing to acetic acid was built by RBF(Radial Basis Function) neural network in this paper, which studied and improved the selection of and of training information and modeling study online. It has proved that the model presented in this paper is simple, highly accurate and can meet industry demand.

Key words: oxidation tower; modeling; RBF neural network; acetic acid; study online